

ストリーミング方式による大規模点群データの平滑化手法

村上健治[†] 増田宏[†]

Streaming noise reduction for large point-clouds

Kenji Murakami[†]

Hiroshi Masuda[†]

1 はじめに

レーザ計測技術の発展により、建築、プラント、文化財などの大規模環境を点群として取得し、短期間・低コストで3Dモデル化する技術が注目を集めている。最新の位相差方式レーザスキャナを用いると、半径50m程度の全周囲、2~3億頂点の座標値を5分程度で計測することが可能であり、計測作業そのものは非常に容易である。しかし、数億頂点、数GBからなる膨大な点群は、現行PCのメモリ量では扱いが困難となってしまう。また、位相差方式により得られた計測値は、誤差が大きく、スポット割れ等による異常値を含む。こうしたノイズへの対策も、3Dモデル作成にあたっての課題となっている。

本稿では、これらの膨大なデータ量と大きなノイズの2つの問題を解決する手法を示す。まず、点群データの空間的Coherenceを利用した矩形分割によるストリーミング型ノイズ処理手法を提案する。提案手法は、数億頂点からなる点群において、数百頂点オーダの近傍探索をout-of-coreな環境で実行可能とし、各頂点の近傍情報に基づいたノイズ処理をストリーミング形式で実行する。提案する手法は、近傍情報を使用した他の処理にも拡張可能である。また、ノイズ処理手法として、ローレンツ分布を想定したM-推定による誤差除去手法を提案する。我々の手法は、従来の移動最小二乗法に比べ大きな誤差に対するロバスト性に優れ、特に位相差方式のスキャナから得られた点群に対しては、ノイズ除去と特徴の保存に関して従来手法より高品質な結果を得ることができる。

以下、2章で位相差方式レーザスキャナにより得られる点群の特徴について述べた後、3章で大規模

点群の矩形分割によるストリーミング型処理手法について示し、4章でM-推定によるノイズ除去手法を示す。5章に結論を示す。

2 計測点群の特徴

位相差方式レーザスキャナで取得した点群の特徴について述べる。本研究では、計測器に Z+F 社 Imager5003 を用いた。

2.1 平面への投影

大規模環境に向け設計された位相差方式レーザスキャナでは、レーザ発射方向が仰角と偏角2つのモータにより制御され、球面上の全周囲について、奥行き方向の距離と反射光の強さを計測する。計測装置の仕組みにより、各計測点は重なり合うことなく球面上に投影可能なので、緯度と経度に相当する角度を xy 座標に対応させることにより、球面上の点を平面上に展開することができる。計測点群を平面上に展開した図を図1に示す。この点群は約4,700万頂点からなり、反射光の強さによって色づけ表示されている。

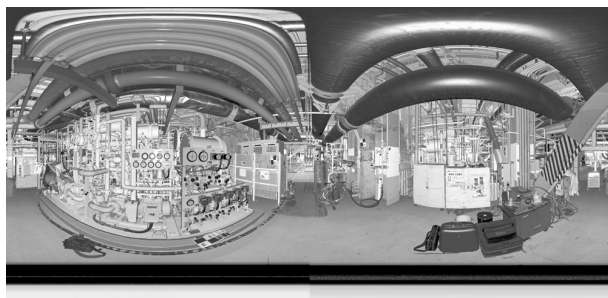


図1 平面に投影された計測点群

計測点群が平面上に投影可能であることにより、2次元ドロネー分割を用い、三角形メッシュを生成できる。三角形メッシュは、平滑化や簡略化などの処理に必要な近傍情報を得るために用いる。図2

[†] 東京大学大学院工学系研究科
School of Engineering, The University of Tokyo

に、計測点群の一部を切り出してドローネー分割を施し作成した 3D メッシュを示す。

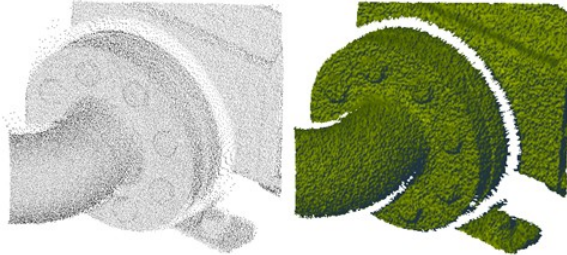


図 2 計測点群の一部(左)への 2 次元ドローネー分割により生成された 3D メッシュモデル(右)

2.2 計測誤差

位相差方式で計測された点群は、10m 程度の距離の計測に対し 5mm~10mm の大きい誤差を発生する。また、段差においては、レーザ光のスポット割れによる異常値も発生する。誤差の程度を表す例として、図 2 のモデルを拡大したものを図 3 に示す。このような点群に対して簡略化やセグメンテーションなどの処理を行うためには適切な平滑化が不可欠である。

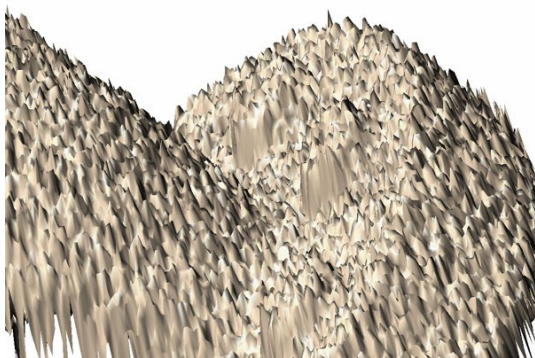


図 3 ノイズと異常値を含む計測点群

2.3 空間的 Coherence

位相差方式の計測装置では、緯度と経度の 2 方向に沿ってレーザ光を回転させながら距離の計測を行う。そのため、ファイル中での計測点の並び順は、空間内の計測点の並び順と対応する空間的 Coherence が存在する。点群を図 1 に示したように平面に展開すると、図 4 のように、平面画像での上部から下部に向かって、計測点群が列ごとに整列し

て記録されている。この性質は、ストリーミング方式による処理システムを構築する上で重要である。



図 4 計測点群の空間的 Coherence

3 ストリーミング処理

位相差方式の点群計測装置で得られる数千万点から数億点の大規模点群を、実メモリ上で処理することは難しい。そこで、3D モデル生成に必要なノイズ処理や簡略化、曲面当てはめ等、近傍頂点情報を用いた処理をストリーミング方式によって out-of-core な環境で行うことを考える。

大規模モデルに対するストリーミング処理手法としては、Isenburg ら[1]の提案したメッシュ簡略化手法や、Pajarola[2]の提案した点群ノイズ処理手法が存在する。しかし、本研究で扱うような大きな誤差を含んだ点群の場合、ノイズ処理には数百頂点の近傍情報の取得が必要となるので、従来手法を単純に適用することはできない。

本研究では、大規模点群に対し、矩形分割を行うことで数百近傍頂点の探索を省メモリかつ高速に行うことを考える。

3.1 大規模点群のメッシュ生成

Isenburg らは、ストリーミング型のドローネー分割[3]において、航空測量により得られた数十億点からなる距離画像を、空間的 Coherence を利用することで省メモリかつロバストに三角形分割できることを示した。

また、大規模メッシュモデルを記述する方法として、streaming mesh[4]という記述形式を示した。VRMLなどの一般的なメッシュモデルの記述では、全頂点の座標値を記述した後、面の情報が記述され

るのに対して、streaming mesh 形式では、頂点座標値とその接続情報を混在させながら、メッシュデータを記述する。頂点は空間的Coherenceに従った順序で記述され、頂点座標が利用されなくなった段階でメモリの解放ができるようにタグを挿入している。

本研究でも、大規模メッシュの表現に、streaming mesh形式を用いる。ただし、数百頂点の近傍が得られるようにするためには、座標を格納するメモリを解放するタイミングを遅延させることが必要である。本研究では、この処理を高速かつ簡単に行うために、矩形分割に基づいたストリーミング処理を行う。

3.2 矩形分割によるストリーミング手法

本研究では、位相差方式レーザスキャナで取得した点群のストリーミングドロネー分割[3]により生成したメッシュを、図5のようにデータの並び順に沿って、平面上で矩形のセルに分割する構造を用いる。矩形分割は、Streaming mesh 形式に保存された空間的Coherenceと、頂点座標の破棄タイミングを知らせるタグを利用することで、限られたメモリで可能である。

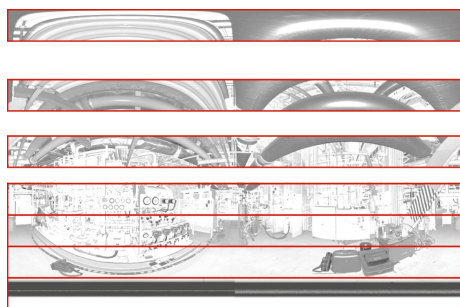


図5 平面上での矩形分割

矩形分割後のメッシュは、セルごとに図6に示すデータ構造で保存する。各セルはin-coreに操作可能な大きさに分割されているため、基本的にはVRML等と同様の記述形式である。特徴的な点として、境界におけるメッシュの接続情報は、直前のセルに対してのみ保存し、頂点インデックスに負号を付して表す。隣接しないセルへの接続情報は、分割前のメッシュデータの境界部分にわずかに存在するが、数

が非常に少ないこと、近傍として有益な情報とならないことから、破棄する。これにより頂点インデックスはint型ないしshort型整数1つで効率的に記述できる。

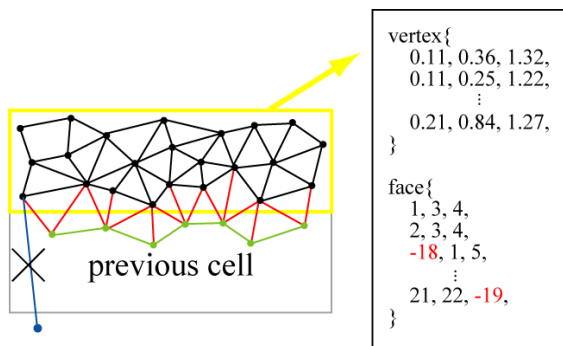


図6 セルのメッシュ記述形式

平滑化などの処理においては、連続した3セルをメモリに保持した状態を基本とし、

- ①中央のセルについて近傍探索と処理を行い、
- ②出力となるメッシュデータをHDDに書き出し、
- ③未処理の新しいセルをHDDより読み込む。

という3工程の繰り返しによって全体の処理を行う。この流れを図7に模式的に示す。一度に3セルを保持するのは、中央セルを処理する際に、前後のセルが近傍頂点として参照されるためである。また、各セルの大きさは、中央セルの近傍探索に十分、かつ3セルをメモリに保持可能な頂点数に設定する。位相差方式で得られた点群では、各計測点が平面上にほぼ均等に分布するため、近傍探索に必要な頂点数と、そのときのセルの大きさを容易に見積もることができる。

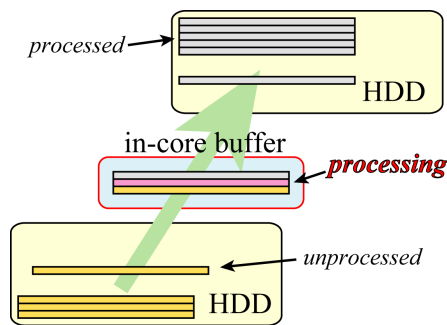


図7 矩形分割によるストリーミング手法

3.3 実験結果

図1に示した、約4,700万頂点、データ量540MBの点群からメッシュモデルを生成し、200個の矩形セルへの分割の後、3セルを結合してできた90万頂点のメッシュのうち、中央セルに属するいくつかの頂点について、最近傍頂点200個の探索を行った。実験環境としてCore2Duo 2.0GHz、2GBRAMのLaptop PCを用いた。以下に各処理におけるメモリ使用量と計算時間、HDDに書き込んだファイルサイズなど実験結果を示す。また、図8、図9に、3セルを結合したモデルを示す。

メッシングはメモリ使用量10MB以下、計算時間5分にてデータサイズ1.4GBのメッシュモデルを生成した。矩形分割はメモリ使用150MB、計算10分にて合計1.8GBのセル型メッシュを生成した。近傍探索は、メモリ使用量80MBで行われた。

一連の処理を通じメモリ使用量が最大となったのは矩形分割における150MBであり、これは元の点群の約27%、メッシュの約10%のデータ量であった。提案した近傍探索システムが、数億頂点の点群に対しても十分対応可能であることが示されたと考える。



図8 3セルを結合したメッシュの一部

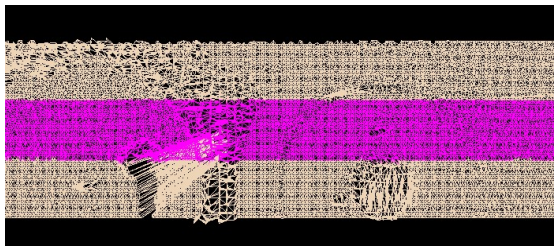


図9 3セルを結合したメッシュ・拡大

4 ノイズ処理手法

点群のノイズ処理手法について従来手法の問題を明らかにし、これを改善した手法を提案する。

4.1 定義

本章で用いる変数をここで定義する。 N 個の計測点からなる点群 $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_N\}$ とし、ある点 \mathbf{p}_i の近傍頂点の添え字集合を $\mathbf{n}(i)$ 、個数を $|\mathbf{n}(i)|$ として表す。また、パラメータ $\mathbf{a} = \{a_k\}$ により定義される、 \mathbf{x} を変数とした曲面式を $S(\mathbf{x}; \mathbf{a}) = 0$ と表す。

4.2 移動最小二乗法

点群のノイズ処理手法としては、Levin[5]の提案した移動最小二乗法がよく用いられる。ある点 \mathbf{p}_i に対し、近傍を近似した曲面 S_i を局所的に当てはめ、 \mathbf{p}_i を S_i 上に投影することによりノイズの除去を行う。このとき、近傍頂点群を近似した平面 H を考え、 \mathbf{p}_i から H へ下ろした垂線の足 \mathbf{q} として、

$$\arg \min_{\mathbf{a}} \sum_{j \in \mathbf{n}(i)} \left\{ (S_i(\mathbf{p}_j; \mathbf{a}))^2 \exp\left(\frac{\|\mathbf{p}_j - \mathbf{q}\|}{h^2}\right) \right\} \quad (1)$$

で表される重みつき最小二乗法により、曲面 S_i を推定する。重みを決定するガウス関数は、 \mathbf{p}_j と \mathbf{q} の距離が離れるほど急激に減衰し、 \mathbf{p}_i のノイズを推定する際に異常値の影響を排除するべく機能する。定数 h はガウス関数の裾野の広さを表しており、除去すべきノイズの分布に応じて設計する必要がある。

この手法の問題点は定数 h の設計にあり、最小二乗法を用いているため、暗黙的に誤差分布が正規分布に従うことを仮定している点にある。我々の実験では、位相差方式の計測装置で得られた図3のようなデータでは、移動最小二乗法では十分にノイズ除去ができなかった。そこで、別の誤差分布を仮定した平滑化手法を導入する。

4.3 M-推定

誤差分布と推定式の間関係を明らかにするために、M-推定を考える。M-推定では、計測誤差がある統計モデルに従って発生することを仮定し、観測値を最も高い確率で生起させる曲面を算出する。

ここで、計測点群 \mathbf{P} より曲面 S を推定することを考えた場合、ある点 \mathbf{p}_i における S との残差は、

計測誤差の標準偏差 σ として、 $r_i = S(\mathbf{p}_i; \mathbf{a}) / \sigma$ と表される。また、誤差がある確率密度関数 f に従って分布すると仮定する。

このとき、残差 r_i の発生確率は $f(r_i)$ と書け、確率最大の曲面 S は、次式により与えられる。

$$\arg \max_{\mathbf{a}} \prod_{i=1}^N f(r_i) \quad (2)$$

$\log f(x) = -\rho(x) + C$ (C は定数項)として式(2)を変形すれば、曲面推定は次式の最小化問題に帰着する。

$$\arg \min_{\mathbf{a}} \sum_{i=1}^N \rho(r_i) \quad (3)$$

また、式(3)を最小化する \mathbf{a} は以下を満たす。

$$\sum_{i=1}^N w_i \frac{\partial S(\mathbf{p}_i; \mathbf{a})}{\partial a_k} = 0, \quad w_i = \frac{\partial \rho(r_i)}{\partial r} \quad (4)$$

ここに現れる w_i は、点 \mathbf{p}_i で発生する残差 r_i の影響の強さを示している。

正規分布においては、確率密度関数によって決まる関数 ρ と、重み w_i は、

$$\rho(r_i) = r_i^2 / 2, \quad w_i = r_i \quad (5)$$

と書ける。式(5)の関数 ρ は、最小二乗法における目的関数と一致しており、式(1)で示した従来手法は、正規分布を仮定した場合の最尤推定であるといえる。

ここで重要なことは、得られた点群の誤差がどのような分布に従っているかである。誤差モデルとしては様々なものが考えられるが、ここでは、特に、正規分布とローレンツ分布について考え、どちらがより適切な結果を出力するか考察する。

ローレンツ分布では、確率密度関数が

$$f(r_i) = \frac{1}{\pi(1+r_i^2)} \quad (6)$$

と書けるので、関数 ρ と重み w_i は、

$$\rho(r_i) = \log(1+r_i^2), \quad w_i = 2r_i / (1+r_i^2) \quad (7)$$

となる。

本研究では、まず、ローレンツ分布に基づいた曲面推定式を算出し、次に、正規分布に基づいた曲面推定と比較する。

4.4 ローレンツ分布による曲面推定

式(7)に基づき、局所的な曲面推定式として、以下の最小化問題を考える。

$$\arg \min_{\mathbf{a}} \sum_{j \in \mathbf{n}(i)} \left\{ \log \left[1 + \left(\frac{S_j(\mathbf{p}_j; \mathbf{a})}{\sigma} \right)^2 \right] \cdot \theta(|\mathbf{p}_i - \mathbf{q}|) \right\} \quad (8)$$

σ は誤差の標準偏差をあらわす。 $\theta(d)$ は d が大きくなると減衰する関数で、ここでは、ローレンツ分布を用いて、以下のように定義する。 h は減衰を制御するパラメータである。

$$\theta(d) = \frac{1}{1+(d/h)^2} \quad (9)$$

基準値 \mathbf{q} は、近傍頂点 $\mathbf{n}(i)$ から得られる近似平面上に、 \mathbf{p}_i を投影した点として決める。

4.5 実験結果

図10, 図11に、正規分布を仮定した従来手法と、ローレンツ分布を仮定した提案手法により、点群のメッシュモデルを平滑化して比較した図を示す。この図から明らかなように、本データにおいては、ローレンツ分布を仮定した平滑化手法の方が、ノイズ除去と特徴の保存の双方について高品質な結果が得られている。

この性質は、我々が、位相差方式による計測装置によって得た他のデータについても当てはまっており、式(8)を用いた方がよい平滑化をもたらしている。このことは、この計測装置によるデータの誤差が、正規分布よりもローレンツ分布によってより良く近似されうることを示唆している。

位相差方式の計測装置では、高速に大量点群が計

測できる反面、誤差が大きく、またその誤差が容易に除去できないという問題であったが、図 10、11の結果は、誤差分布モデルの仮定を操作することでこの問題を解決できることを示している。

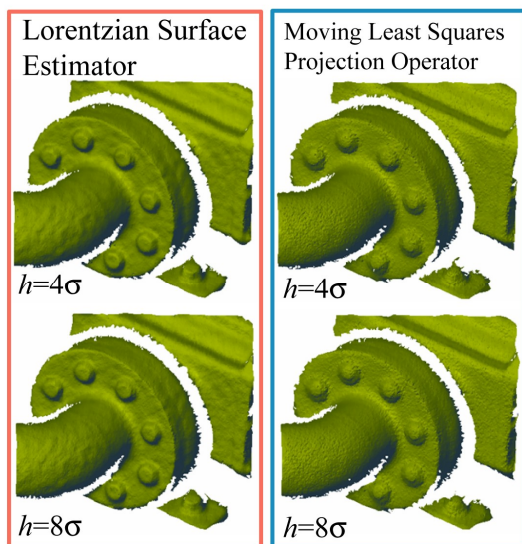


図 10 提案手法による平滑化(左)と従来手法(右)

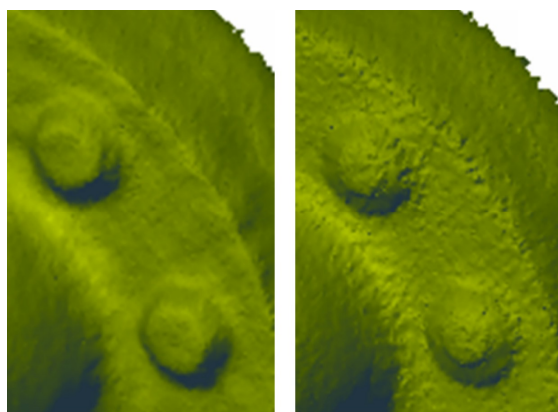


図 11 $h=8\sigma$ における拡大比較

6 結論

本研究では、位相差方式レーザスキャナにより取得された大規模点群に対し、矩形分割によるストリーミング処理手法を示した。また、ノイズ処理手法として、誤差分布にローレンツ分布を仮定した曲面推定手法を提案し、実験により、移動最小二乗法に比べ平滑化と特徴の保存についてより高品質な結

果が得られることを示した。

位相差方式レーザスキャナでは、高速に大量点群を計測できる反面、計測誤差が大きいことが問題である。従来手法では、この誤差を十分に除去できなかったが、ローレンツ分布を仮定することで効果的な平滑化が可能であることを示せた。これにより、簡略化やセグメンテーションなど、局所的な微分幾何量を用いた手法が採用できることになる。

今後の展望として、まずは、ストリーミング方式でのメッシュ簡略化の実装を行う。簡略化までの作業を out-of-core に実行できれば、対象が大規模であるがゆえの問題は解決する。また、一連のストリーミング処理のパイプライン化も取り組むべき課題である。各処理間での HDD アクセス省略により、処理速度は劇的に短縮する。

参考文献

- [1] M. Isenburg, P. Lindstrom, S. Gumhold, J. Snoeyink: Large Mesh Simplification using Processing, *Sequences Proceedings of Visualization'03*, pages 465-472, 2003
- [2] R. Pajarola: Stream-Processing Points, *Proceedings IEEE Visualization*, 2005.
- [3] M. Isenburg, Y. Liu, J. Shewchuk, J. Snoeyink: Streaming Computation of Delaunay Triangulations, *Proceedings of SIGGRAPH'06*, pages 1049-1056, July 2006.
- [4] M. Isenburg, P. Lindstrom: Streaming Meshes: *Proceedings of Visualization'05*, pages 231-238, 2005.
- [5] D. Levin: Mesh-independent surface interpolation. *Geometric Modeling for Scientific Visualization*, pages 37-49, 2003.